

011102497     \*\*Image available\*\*

WPI Acc No: 1997-080422/199708

XRPX Acc No: N97-066594

Image recognition device with input image processing and compression function - has memory part which carries out varying establishment of threshold value of weighting coefficient applied to inputs by neuron type threshold value element

Patent Assignee: MITSUBISHI ELECTRIC CORP (MITQ )

Number of Countries: 001    Number of Patents: 001

Patent Family:

Patent No	Kind	Date	Applicat No	Kind	Date	Week
JP 8315141	A	19961129	JP 95115756	A	19950515	199708 B

Priority Applications (No Type Date): JP 95115756 A 19950515

Patent Details:

Patent No	Kind	Lan	Pg	Main IPC	Filing Notes
JP 8315141	A		13	G06T-007/00	

Abstract (Basic): JP 8315141 A

The device has a neuron type threshold value element (21) that applies a weighting coefficient to some inputs. Each element is connected to form a pyramid structure.

An output of the best layer neuron is considered as the final output. A memory part carries out varying establishment of the threshold value of the weighting coefficient.

ADVANTAGE - Enables to alter frequency characteristic of image recognition. Enables to perform smooth processing and compression of image. Improves correct recognition rate and processing rate.

**THIS PAGE BLANK (USPTO)**

(19) 日本国特許庁 (J P)

(12) 公開特許公報 (A)

(11) 特許出願公開番号

特開平8-315141

(43) 公開日 平成8年(1996)11月29日

(51) Int.Cl.<sup>6</sup>

G 0 6 T 7/00

G 0 6 F 15/18

識別記号

5 2 0

5 6 0

庁内整理番号

9061-5H

F I

G 0 6 F 15/70

15/18

技術表示箇所

4 6 5 A

5 2 0 F

5 6 0 C

審査請求 未請求 請求項の数5 O L (全 13 頁)

(21) 出願番号

特願平7-115756

(22) 出願日

平成7年(1995)5月15日

(71) 出願人 000006013

三菱電機株式会社

東京都千代田区丸の内二丁目2番3号

(72) 発明者 石塚 裕一

鎌倉市大船五丁目1番1号 三菱電機株式

会社情報システム研究所内

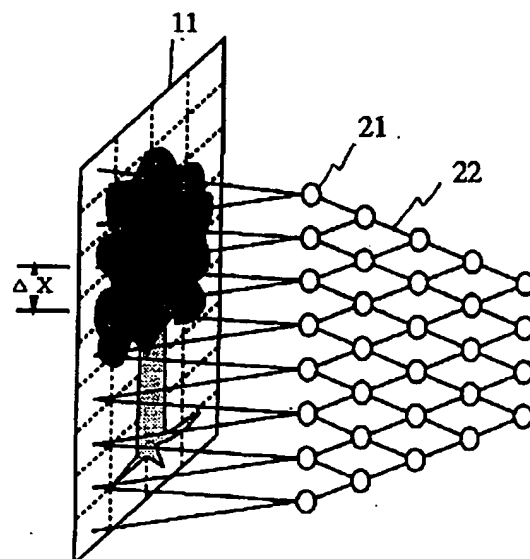
(74) 代理人 弁理士 宮田 金雄 (外3名)

(54) 【発明の名称】 画像認識装置

(57) 【要約】

【目的】 重みと閾値を帰還修整し、多段接続して2次元の入力情報を一度に加工・圧縮して画像認識または周波数確認する画像認識装置を得る。

【構成】 複数の入力に対してそれぞれ重み係数を持ったニューロン型閾値素子と、このニューロン型閾値素子をピラミッド型に階層接続してその最上層ニューロンの出力を最終出力とする構成とし、かつ上記重み係数の値と閾値を可変設定する記憶部を備えた。また更に基本構成に加えて、階層の中間層で得られる圧縮情報も利用するようにした。また更に基本構成において、複数入力は2入力とし、2入力1出力のニューロン型閾値素子を用いるようにした。



## 【特許請求の範囲】

【請求項1】 複数の入力に対してそれぞれ重み係数を持ったニューロン型閾値素子と、  
上記ニューロン型閾値素子をピラミッド型に階層接続し、その最上層ニューロンの出力を最終出力とする構成とし、

かつ上記重み係数の値と閾値を可変設定する記憶部を備えた画像認識装置。

【請求項2】 画像認識は、切り換えて階層の任意の中間層の、任意の座標位置の中間層出力を最終出力とする 10  
ことを特徴とする請求項1記載の画像認識装置。

【請求項3】 複数入力は2入力とし、2入力1出力のニューロ型閾値素子を用いることを特徴とする請求項1または請求項2記載の画像認識装置。

【請求項4】 重み係数の値と閾値は他のニューロン型閾値素子の階層接続の一部の認識結果に基づいて変更することを特徴とする請求項1記載の画像認識装置。

【請求項5】 重み係数の値または閾値は他のニューロン型閾値素子の階層接続の一部の距離情報の認識結果に基づいて変更することを特徴とする請求項4記載の画像 20  
認識装置。

## 【発明の詳細な説明】

## 【0001】

【産業上の利用分野】 本発明は主に画像の認識に係わり、画像を特殊な構造および性質を持ったニューロン型素子を利用して、圧縮・周波数変換等の画像処理を行い、認識率および処理速度を改善した画像の認識装置に関するものである。

## 【0002】

【従来の技術】 画像を認識する際、冗長な情報をできるだけ省いて必要最小限の（圧縮）画像情報だけで認識が行えれば、処理時間の観点から見てその方が望ましい。従来より画像の圧縮方式は様々提案されてきたが、それらの多くは主に通信に用いるための圧縮技術であった。例えば図18は、特開昭62-219766で示された従来の画像圧縮装置の回路図である。図に示されたように、走査するライン上で類似した情報をカウントしてまとめあげてゆくランレングス符号化方式を改良している。具体的に言う、圧縮するデータの開始点にマークを付け、類似情報がある限り、その長さがランレングス 40  
カウンタにインクリメンタルに加算され、最後に終了点のマークをつけて圧縮コードとする方式である。しかしこの方法はある特定の方向に向かって走査した情報を、1次元の路線を通じて高効率で伝達する場合には有効であるが、2次元には異なる情報を持つので、2次元の画像全体を一定の解像度、すなわち同じ圧縮率で変換し、解析/認識したい目的にはかえって扱いにくい方法、装置である。

【0003】 このような問題点を解決する1つの手法として、認識処理用に画像の全点で解像度のレベルを合わ 50

せた圧縮方式がある。例えばこれまでに、画像をいくつかのブロックに分け、ブロック毎に平均値を取って圧縮データとする一般的な処理方法があった。これに対して図19は、特開平5-61976で示された他の従来の画像処理方法である。図の方法では、画像の輝度の分散率を算出し補正することで圧縮の精度を高め、これにより認識率の向上を目指している。しかしこの方法も画像をある決まった割合で圧縮する場合は有効であるかもしれないが、そうでない場合、つまり中途半端な縮尺倍率による圧縮や、複数解像度で表現された画像を何枚か用いて、統合処理したい場合には、その都度ブロック分割の方法から始まって各解像度表現を導かなければならない。このためかなり複雑な手順と時間が必要である。

【0004】 また画像をニューラルネットワークを使って認識するものとしては、図20に示された特開平2-300868の方法がある。これは画像データを直接ニューラルネットワークに入力するのではなくて、あらかじめ画像処理内容を解析し、その処理に特化した最適なニューラルネットワークの構造を構築し処理するものである。図では論理演算（（A and B） and （C and D））を実行する（a）（b）2種類のニューラルネットワークを示している。記号 and は排他的論理和を示し、またA, B, C, Dは「1」または「0」のデジタル値とする。例えばA, B, C, Dとして「0001」が入力されると、両方のネットワークとも最左翼にある入力層において上から3番目のニューロンだけが出力を出す。各ニューロンの上に記した「xx01」という数字は下位2ビットが01であれば出力を出せることを表している。ここで「x」は0、1どちらでもよい。以下同様にネットワークをたどっていくと、この2つのニューラルネットワークは、結局上述した論理演算を行える2種類の異なる構造のニューラルネットワークであることが判る。（b）がこの公開特許公報における手法を使い最適化処理が施されたニューラルネットワークであり、（a）に比べてニューロン数は同数であるが、リンクの本数で6本少なく、その分だけ計算量を減らすことができる。この構成は、まず入力と期待される出力が判っている時に最適なニューラルネットワークの構造を求めるのもである。しかし、ここで示されている方法はニューロン数をいかに減らすかを目的としたものであり、認識処理用にその構造が工夫されたものではない。また中間層の出力に対しても、“認識のためのデータ”として用いることを考慮したシステムではなく、中間層の出力に以降の処理に有効な情報が現れるとは考えられない。

## 【0005】

【発明が解決しようとする課題】 従来の画像認識システムは上記のように構成されており、バランスのとれた実用的な全体システムが得られない。対象の性質の正確な把握と同様に、分析側の特性とそれが対象に及ぼす影響

も熟知されていなければならず、情報統合の方式が判っていない今の段階ではこれは難しい。現在、ある程度の大きさを持った空間フィルタ並びにコンボリューションなどの処理を高速に実行するマイクロプロセッサも登場してきているが、このような確定的な処理では対象の多目的な特徴抽出はできないことが多い。

【0006】本発明は上記の課題を解決するためになされたもので、ニュートラルネットワークを用いて2次元の入力情報の加工・圧縮周波数解析から認識までを一度に帰還修正し、最適な認識システムを実現することを目的としている。

【0007】

【課題を解決するための手段】本発明に係る画像認識装置は、複数の入力に対してそれぞれ重み係数を持ったニューロン型閾値素子と、このニューロン型閾値素子をピラミッド型に階層接続してその最上層ニューロンの出力を最終出力とする構成とし、かつ上記重み係数の値と閾値を可変設定する記憶部を備えた。

【0008】また更に基本構成に加えて、切り換えて階層の任意の中間層の、任意の座標位置の中間層出力を最終出力として出力するようにした。

【0009】また更に基本構成において、複数入力は2入力とし、2入力1出力のニューロン型閾値素子を用いるようにした。

【0010】また更に基本構成において、重み係数の値と閾値は他のニューロン型閾値素子の階層接続の一部の認識結果に基づいて変更するようにした。

【0011】また更に、重み係数の値または閾値は他のニューロン型閾値素子の階層接続の一部の距離情報の認識結果に基づいて変更するようにした。

【0012】

【作用】この発明による画像認識装置は、複数の入力に対してそれぞれ重み係数と閾値で定まる出力がピラミッド型に階層伝達され、最終出力は最下層の情報が圧縮された情報となって得られる。各ニューロンの出力は、その入力の重みと閾値関数により入力が強調、平滑、またはフィルタリングされて得られる。この作用は重み係数と閾値とを必要により変えて何度でも繰り返されて、例えば標準パターンと比較されて画像認識される。

【0013】また更に、任意の階層の中間層の認識結果が最終出力とされて、少ない標準パターンと比較されて画像認識される。

【0014】また更に、各ニューロンの入力は2入力であり、各入力が加算、差分演算されて出力される。

【0015】また更に、重み係数の値と閾値が変更され、画像認識結果に基づいて強調、フィルタリングされて得られる。

【0016】また更に、重み係数の値または閾値が階層接続の一部の距離情報の認識結果に基づいて変更され、周波数特性が変更される。

【0017】

【実施例】

実施例1. 本発明の実施例を説明する前に、まず一般的な画像を取り込む入力部分から説明する。通常画像情報は膨大な情報量を含んでいる。例えば512x512画素で各画素8ビットの濃淡画像なら、約210万ビットになる。さらに各画素R、G、Bそれぞれ8ビットで表されているとするなら、その64倍の情報量が1枚の画像に含まれることになる。この膨大な情報量を持つ画像を高速に分析し、認識を行うためにもこうしたデータ量の多さはボトルネックとなっている。しかし当然のことながら、認識においては全ての画像情報が必要なわけではない。対象によっては部分的な情報だけで、十分認識が行えることも多い。またその方が扱うデータ量も少なく、処理時間も短縮できるので好都合である。別の言葉で言えば認識にあまり関係のない余計な情報がたくさん含まれているとも言える。主に画像データの伝送分野で情報削減方法が多く研究されてきた。しかしその方法は伝送上の効率を追求したもので、例えば一次元データの圧縮が必ずしも2次元データの情報を正しく与えず、圧縮した画像を加工・処理する認識用途には逆に不便になることが多い。また画像をいくつかのブロックに分け、そのブロックの中の平均値及び分散などを算出し圧縮する別の画像圧縮方法があるが、これは結局のところ画像認識よりは圧縮の方を強く考慮したシステムであり、柔軟性や拡張性に欠ける。

【0018】以下、本発明の概念を説明する。図1はその構成概念を示す図であり、対称形の特殊なニューラルネットワークを利用している。図において、11は入力の対象画像、1は本発明のニューラルネットワーク、21はその最下層のニューロン、31は最上層のニューロンを表す。また図2は本発明のニューラルネットワークの出力を利用してパターン解析を行い総合判断する画像認識システムを示した図である。図において、2は後に説明する各ニューロンのシナプスの重み、3は同じくニューロンの閾値である。4はニューラルネットワークの出力の圧縮画像情報、8は内部にプロセッサ7と、特徴抽出部5と、パターンマッチング部6を含む総合判断部である。図3は、図2に示す画像認識システムの動作を示す動作フローチャート図である。本発明はニューラルネットワークに関する部分であるので、この総合判断部の動作は以下に簡単に説明をしておく。即ち、総合判断部8は、ステップS3でシナプス重み2と、ニューロン閾値3の値を設定し、ステップS4で圧縮画像4を得る。ステップS5で必要な周波数間隔が得られれば、ステップS6で特徴を抽出する。ステップS7でフィルタ処理をし、ステップS8で所定の記憶している基準の画像と比較して、ステップS9で目標を定める。ステップS11で確かであれば、画像認識動作は終了する。

【0019】さてニューラルネットワークの部分に戻つ

て説明をする。圧縮という意味において最も簡単な2入力1出力のニューロンを使ったネットワークを考えると、図4のような2分木の構造となる。入力画像に一番近い又は低いレベルのニューロンへは単純に、入力画像上である方向に1〜数画素離れた画像の輝度値が入力されるものとする。ここで、わかりやすくするために、入力カラー画像ではなく、濃淡画像、それも0〜255階調であるとして説明する。更に、輝度レベルは0が最も暗く、255が最も明るいものとする。1つ1つのニューロンとその閾値は具体的には図5の(a)、

(c)、(d)のようなものとする。

【0020】ニューロンを使った画像処理の詳細を画像の強調処理を示す図6を用いて説明する。図において、ニューロンは入力に重みを掛けて画像を処理する。2本の入力線の末端にはシナプス結合重みがあり、図では今、仮に上側が $\alpha$ (0.5)下側が $\beta$ (2)であるものとする。このような場合、ニューロンは入力線の上側のデータを縮小し、下側のデータを拡大する役割を持つ。

【0021】また図7の(c)のように入力に正負対象の重みを掛けた場合、閾値関数が(a)の形状であると、画素の差分情報がそのまま出力される。また(b)の閾値関数を用いると、(d)のように差分情報が強調されて出力されることになる。この場合、画像を上の方から順に見た時、その輝度が暗から明に変わるところとその逆に明から暗に変化するところが強調され検出されることになる。また強調の反対の“ぼかし”または平滑化は閾値関数の傾きを緩やかにすることで実現できる。図8は、ニューロンの入力画像に対する重みを変えて設定した、他の回路を表す図である。図8(c)の接続は、入力画像の平均値を得る回路となり、図8(d)

は、入力の平均値を強調する回路となる。ところで閾値関数を図7(b)に示すような非線形にするのは、強調以外に耐ノイズ性を向上することも重要な目的である。図4において、11は画像、21はニューロンであり、22はニューロン間を結ぶネットワークである。また図5は、図4に示す構成中の各ニューロンの入出力の関係と閾値関数を示す図である。図において、41は入力線路、42はシナプス、43はニューロンの軸索、つまり出力線路である。44は線形出力関数であり、45が強調処理、46が平滑化用の出力関数である。47は非線形出力関数であり、この場合はノイズ除去能力がある。

【0022】次に上記構成のニューラルネットワークの動作を説明する。図9は、図4の基本構成でニューロンを7層構成とし、入力画像の濃淡度を図示の階調とした場合のシステム説明図である。図において、画像に最も近いニューロンの層は縦方向最左翼の第「1」層であり、最も遠い層のニューロンは第「7」層であるとする。また第1層のニューロンへの入力は画像の輝度値に対応しているものと仮定する。図9(a)では、2画素離れた情報を第3層で検出しようとするものであり、ま

た図9(b)では、4画素離れた画像情報を第5層で検出しようとするものである。図ではこれからの説明に関連するニューロンにパターンを付加して区別してある。また各ニューロンは図のように(7,4)などといった斜交した座標系を使っても表現できるものとする。

【0023】まず、上記座標系の記号を使って、本構成によるニューラルネットワークが周波数解析を行えることを説明する。例えば図9(a)において、ニューロン(3,3)の出力はニューロン(1,1)とニューロン(3,1)のデータから決まるようにするためにはまず、ニューロン(2,2)の入力の下側の重みをゼロとおき、さらにニューロン(3,2)の上側の重みをゼロと置くことにより求めることができる。これ以外にニューロン(2,1)の出力が常にゼロとおいても、このような1画素おきのデータをアクセスすることができる。このようにネットワークの構造そのものを、その都度変更して必要なデータにアクセスすることができる。次はデータの加工である。ニューロン(3,3)の2本の入力の重みとして、正負対の絶対値が1以上の実数を与えると、既にアクセス済みのニューロン(1,1)と(3,1)のデータの差分を増幅することができる。ここに図9の各ニューロンが図10のような閾値関数を取るとすると、ある一定距離離れた2点間、又はフィルターが2次元なら2線分間の輝度が同じなら、強く出力され、輝度が違うと出力は小さくなることになる。つまりある一定距離離れた画素に周期性があれば、その近傍は強く出力されるし、周期性がなければ弱く出力されることになる。このようにして画像の周波数分解を行うことができる。

【0024】上述の説明では中間ニューロンの各入力に対する重みを0又は1にしてデータがそのまま上位の層のニューロンに伝達するように説明したが、これにも様々な値を持たせることにより、もう少し目目の細かな分析も可能である。たとえばウェーブレット変換基底やガボール関数のような複雑な関数との畳み込み積分も、この単純な2分木構造のネットワークの重みと閾値関数を変更することにより計算することができる。上記では2入力1出力素子の例を説明したが図1に示す基本構成においても同様な効果が得られる。

【0025】実施例2。本実施例では、多重解像度を利用した画像認識装置を説明する。実施例1での図7や図8を用いた装置で説明したように、各ニューロンに適切な重みと閾値関数を選ぶことにより、入力画像の強調、ぼかし、エッジ検出等が行える。このような平均値またはそれに準じる値を取りながら2画素を1画素にまとめてゆく手法を述べる。この方法では入力画像上の目標物の対照的な位置情報は、入力画像から遠い階層のニューロンでも階層内での位置関係はそのまま相似的に保つようにすることができる。図11はこのことを示す各層のニューロンの出力信号図である。図から判るように、図

像から遠い階層のニューロンの出力が、画像の圧縮情報そのものとして得られる。更に、画像の絶対輝度値と、重み係数や閾値関数の非線形部の傾斜を指定して精度を向上することができる。次に上述したニューラルネットワークを使って得られた情報の利用法について言及する。説明の都合上、次の言葉を定義しておく。図中画像に近い方をニューラルネットワークの階層では「低い」あるいは「下位」の層であるとする。逆にネットワークが先細りしてゆく方を「高い」、「上位」の層であるとする。このように画像から遠い階層のニューロンの出力は画像の圧縮情報そのものにすることができる。勿論正確には、画像の絶対輝度値と、増幅を行う重み係数や、非線形関数の傾き等を細かく指定する必要があるが、これにより圧縮画像を使い、認識処理を効率良く行うことができる。

【0026】図12は、本実施例の解像度を切替える装置の概念を説明するための認識ニューラルネットと画像圧縮部を示す図である。本装置では、入力画像の認識を以下の順序で行う。即ち、最初粗い解像度で画面全体を見渡し、画面内の状況、つまりテキストチャートに注目箇所を抽出する。次に注目箇所に対してより解像度の高い、つまり情報量の多いデータを用いて、注目箇所の細部の認識を行う。図の右側Aで示すように、低解像度でしかもデータ量の少ない側で、物体の大まかな見当をつける。このとき、微調整のための閾値とシナプスの重みの変更要求をCで示すようにフィードバックする。これにより物体の解像度の微調整を行い、確度を上げる。なお、位置や方向や大きさの大きな変更は図のBで示すように認識用ニューラルネットワークそのものをシフトさせる必要がある。

【0027】図13は、このことを判り易く説明する図である。図13(b)は図13(a)で各層が平面的に構成されているものを、1次元で等価的に表現した構成である。この画像認識は、画像中にある大きさで描かれた識別目標を検出するためのものとする。例えば入力層、中間層、出力層の3層構成で、入力層が $16 \times 16 = 256$ 個のニューロンからなるとする。出力層は入力パターンを分類しようとする数だけ必要となり、仮に今入力パターンを3つに分類するとし、どれか一つの出力ニューロンの発火がその選択されたパターンを表すすれば出力ニューロンは3個になる。もし、従来のように出力層が固定であると、方向や大きさの変化も含めて比較のための標準パターン数は極端に多い数が必要となる。認識開始時は、対象が画像全体の中にどの位の大きさで描かれているか、あるいはどこに描かれているかさえ判らない状態である。両方とも一度に決定することは難しいので、今の場合、簡単のために大きさは判っているとする。このような場合にまず画像中の目標物の位置ずれ、つまりどこかに描かれているか判らない場合、図13(c)のように、この認識ネットワークをある解像

度の画像中にシフトさせながら、順に調べて行けば見つかる。即ち、図12のBの座標位置を切り換えていって順に走査することを意味する。

【0028】次に大きさが判らない場合を考える。但しやはり簡単のため画像中のどこにそれが描かれているかは判っているものとする。この場合は図13(d)で示す点線の矢印方向のシフトは、図12のA方向に中間層出力の選択を切り換えて行くことを意味する。即ち、遠くから眺めることで画像全体中では小さく示されている認識対象を容易に見つけ出すことができる。こうして各種の大きさの標準パターンを用意しなくてもよく、同様に図12のBの座標位置を回転させれば、回転した標準パターンを省くこともできる。このような多段階の処理が、ニューロンの重み、閾値、閾値関数を変更するだけで簡単に行える。またこのような注目する局所情報の抽出、あるいは特徴抽出により、画像全体に渡り高解像度で処理する必要がなく、これ以降の処理の高速化にもつながる。さらに認識の際、大局的に画面全体から得られた情報を、局所的な処理を行う空間フィルターの大きさや傾きなどにフィードバックし、逆に局所的な情報を全体にフィードバックさせることにより、背景と注目箇所の分離等に大きな効果が期待できる。

【0029】実施例3. 上記実施例では、入力画面の取り組みに関しては図4のように縦方向の画素に対して処理を行うニューラルネットワークを、横方向に並べる例を説明した。これに対し、図14に示すように90度回転した入力接続としてもよい。また図15に示すように、従来の平面状のブロックの平均を取る方法と同じ構成のネットワーク構成を用いることもできる。これらのニューラルネットワークのシナプスの重みと出力関数を適宜変化させることにより、画像の回転に強いネットワークの構成や、エッジ検出など多くの空間フィルターを構成することができる。

【0030】実施例4. 認識学習結果の丸め込みについて説明する。差分情報がまとめ上げられてゆく結果、ネットワークが先細りしてゆく上位の層になればなるほど、画像情報は圧縮されて保持されることになる。このことは実施例2での図11の説明でも述べた。また、図10のシナプス重みの形状を左右に伸縮させて用いることにより、高帯域から低帯域までの各周波数情報も、全く同じ構成のネットワークで得られるが、こちらの方は上位の層になればなるほど、低周波数の情報が得られることになる。さらに図10のシナプス重みの形状を上下方向に変化させることにより、局所的な周波数解析である、ウェーブレット変換も実現できる。更に詳しくは、例えば図14(a)のような8個のシナプスを持つニューロンがあれば、そのシナプスの値を図14(b)のように取ると、1番と8番の入力線に仮に値が入ってきた場合それはこのシナプスの形状から、両方の入力が強調されることになる。つまり入力中にある間隔離れて入っ

てくる入力を強調する作用がある。これはそうした間隔（波長）でパターンを持つ画像データを拾うことになるので、結局周波数情報を拾うフィルターになる。

【0031】これに対して、同様な周波数を拾う処理が2入力のニューロンでも構造が動的に変えられれば実現することができ、図15のようにニューロンの閾値、シナプスをいじれば、同様な処理を行わせることができる。この場合はニューロンの選択、閾値、シナプスをすべて変更することになる。実施例2では画像の輝度（強度）情報を入力して様々な解像度で処理していたものに対して、図16、図17の構成と方法によれば、閾値関数を距離に応じて変更することにより、輝度情報の処理と全く同じ構造を用いて、様々な周波数レベルで処理できる。従って構造上の変化はなくて、閾値関数の変更のみでよく、この変更で階層の上方ではより間隔の広い画素の濃淡を監視することになり、2、4、8、16と波長が倍々に増え、周波数が半分半分に变化する。従来の方法では小さいサイズから大きなサイズまで別々の空間周波数フィルターを使って畳み込み積分を行わなくては得られなかった情報が、ニューラルネットワークの構造の中に、高周波から低周波成分まで、自動的に抽出できるようになり、計算量の大幅な削減が期待できる。

【0032】図12は、また以下のことをも意味している。即ち、通常の画像の圧縮として用いる場合でも、最初、粗い解像度で画面全体を見渡し、そのものの描かれている状況、つまりテキストチャー及び注目箇所を少ない計算量で抽出することができる。この処理は中間層に現れる低解像度の画像情報を、別の認識用のニューラルネットワークに入力し、まず大まかな見当をつけることによる。この認識用のニューラルネットワークを予め、ある大きさの物体を識別するように学習してあるとすると、同じ認識ネットワークを低解像度から高解像度まで並べるか、もしくはその認識ネットワークを低解像度から高解像度へとシフトしながらパターンマッチングを行うことにより、大きさの変化した物体でも見つけることができる。これにいち早く低解像度の情報により注目箇所を抽出し、次に解像度を上げ、相対的に同じ位置にある注目箇所の情報を取り出し、それをさらに高解像度用のニューラルネットワークに入力し、認識する。このような操作により、徐々に細部の認識を行うといった段階的な処理が行え、認識ハードウェアシステムの開発、計算コストの面から優れたシステムとなりえる。

【0033】

【発明の効果】以上のようにこの発明によれば、その値を可変にできる重み係数を持つニューロン型閾値素子を階層接続したので、同構造の素子を接続して画像の圧縮、強調、平滑処理ができる効果がある。

【0034】また更に、中間層の認識結果を有効に利用できる効果もある。

【0035】また更に、2入力としたので、接続が更に

簡単であり直前の入力の加算、差分により結果が強調される効果がある。

【0036】また更に、重み係数と閾値を一部の結果により変更するようにしたので、場合により画像全体の精密処理が省けて高速化できる効果がある。

【0037】また更に、重み係数または閾値を一部の認識結果により変更するようにしたので、画像認識の周波数特性を変更できる効果がある。

【図面の簡単な説明】

【図1】 本発明の画像圧縮部の一般的な構成図である。

【図2】 本発明のニューロネットワークを使用した画像認識システムの構成図である。

【図3】 画像認識システム全体の動作フローチャート図である。

【図4】 本発明の画像圧縮部の2入力1出力要素による構成図である。

【図5】 本発明における基本構成要素であるニューロンの入出力と閾値関数を示す図である。

【図6】 方向性のある差分情報の強調処理を説明する図である。

【図7】 対称な重みと2種類の閾値関数を用いた方向差分情報の強調処理を説明する図である。

【図8】 入力画像の強調処理を説明する図である。

【図9】 方向を持った差分情報の強調処理を説明する図である。

【図10】 周波数解析用閾値関数を示す図である。

【図11】 多重解像度表現の例を示す図である。

【図12】 認識ニューラルネットと画像圧縮部の組合せを示す図である。

【図13】 本発明の中間層出力を画像認識に利用することの説明図である。

【図14】 本発明の水平方向圧縮用画像圧縮部の構成図である。

【図15】 本発明の平面圧縮用画像圧縮部の構成図である。

【図16】 周波数解析用のニューロンとシナプスを示す図である。

【図17】 周波数解析用の閾値の変化とニューロン出力の変化を示す図である。

【図18】 従来の第1の画像圧縮方法を示す図である。

【図19】 従来の第2の画像処理方法を示す図である。

【図20】 従来の第3の画像処理方法を示す図である。

【符号の説明】

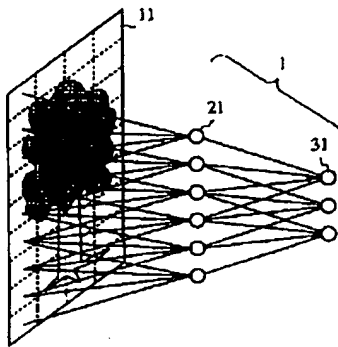
11 画像、21 ニューロン、22 ニューロン間の接続、41 入力線路、42 シナプス（重み）、43 出力線路、44 ニューロンの入出力特性  $f(x) =$



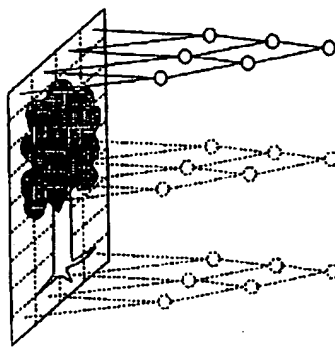
x、45 ニューロンの入出力特性 利得 $>1$ 、46  
ニューロンの入出力特性 利得 $<1$ 、47 ニューロン

の入出力特性  $f(x)$  が非線形。

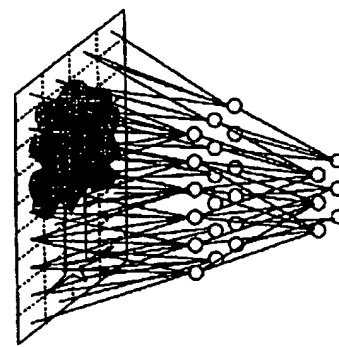
【図1】



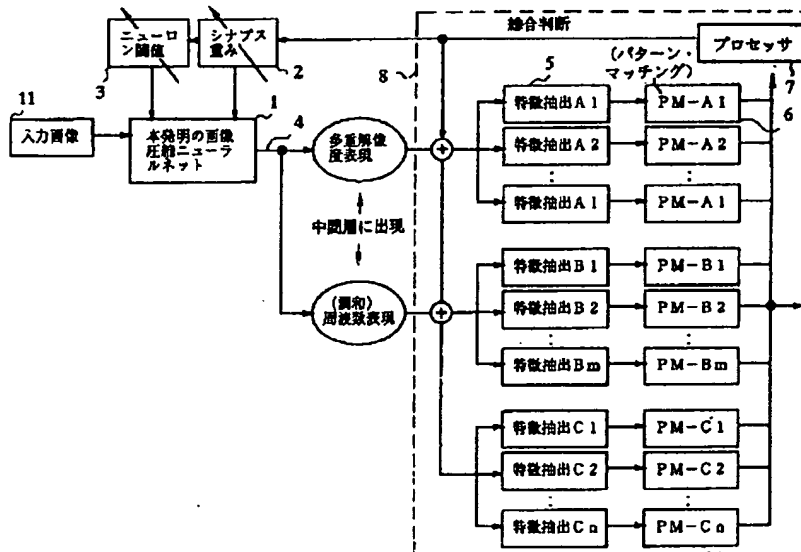
【図14】



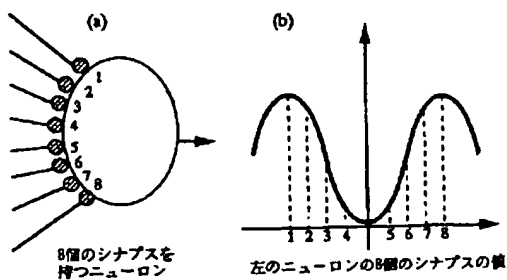
【図15】



【図2】

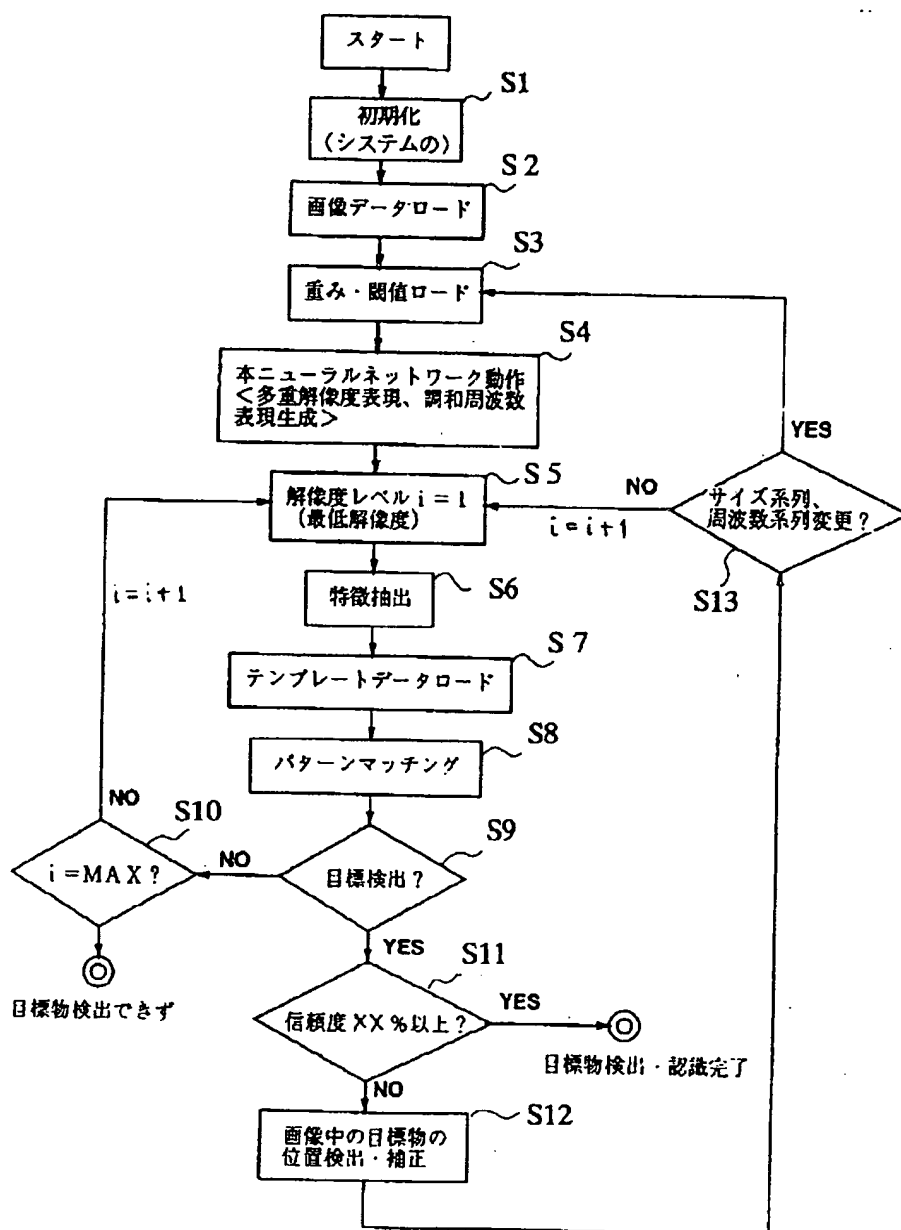


【図16】



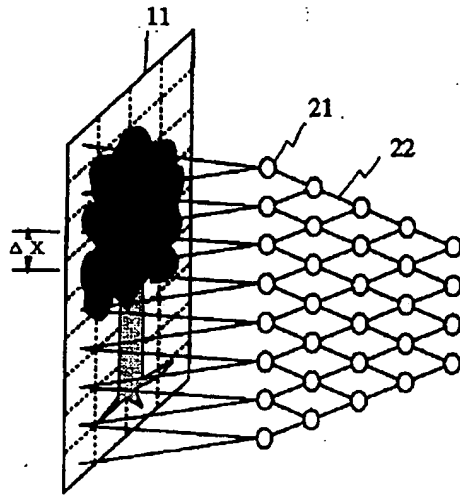
**THIS PAGE BLANK (USPTO)**

【図3】

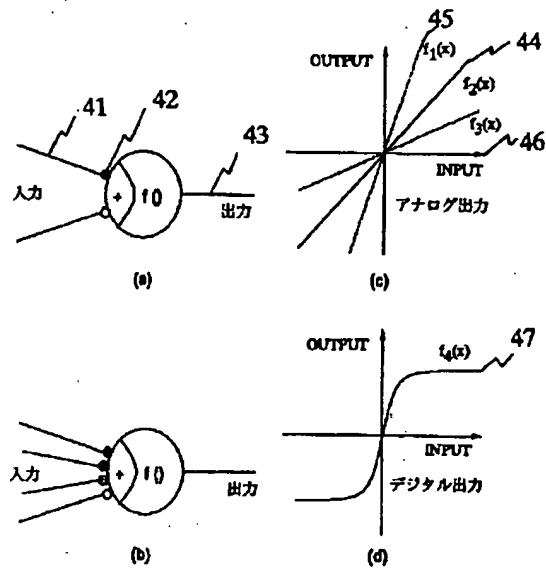


**THIS PAGE BLANK (USPTO)**

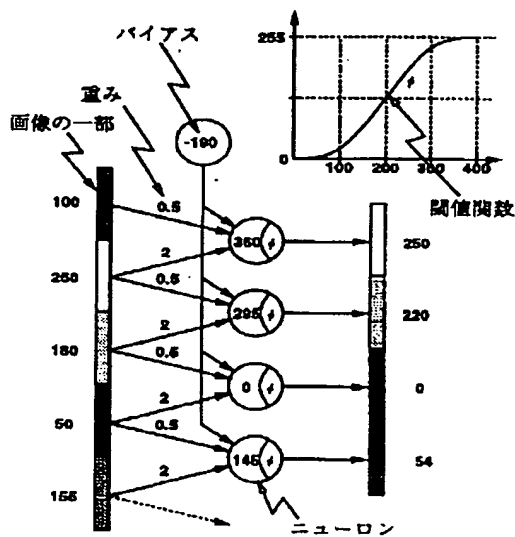
【図4】



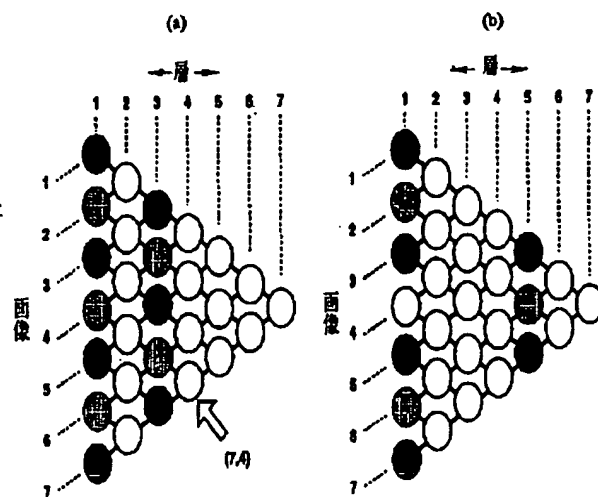
【図5】



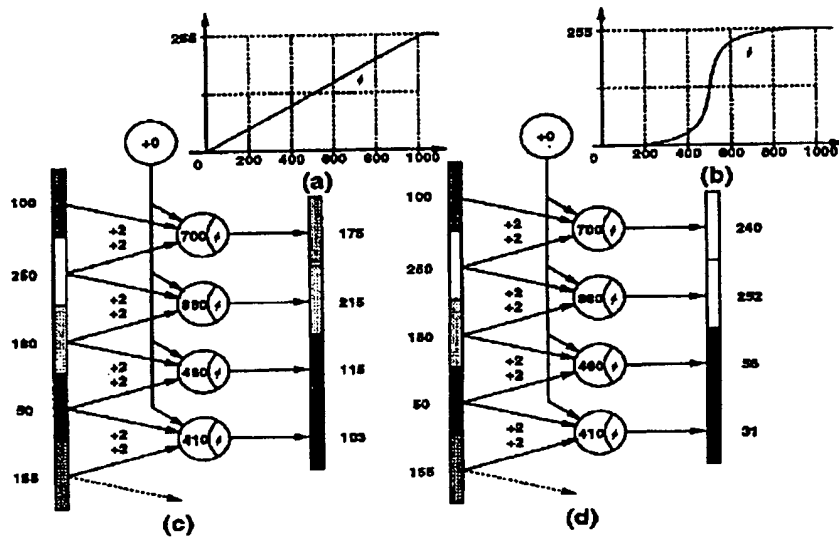
【図6】



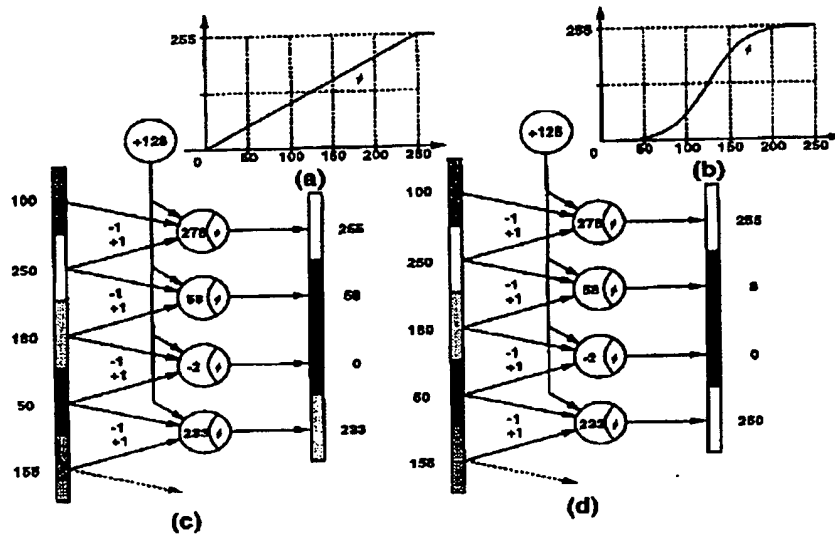
【図9】



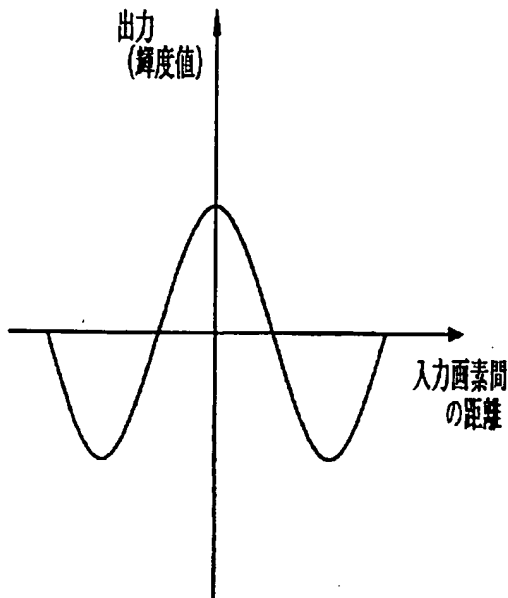
【図7】



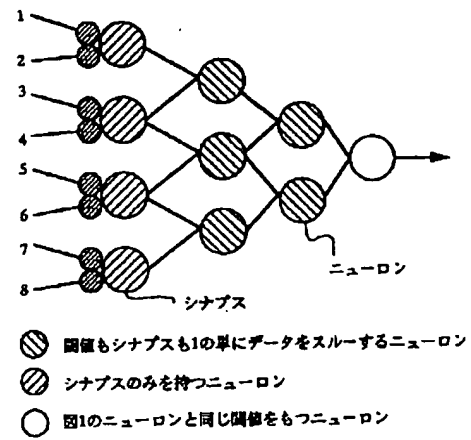
【図8】



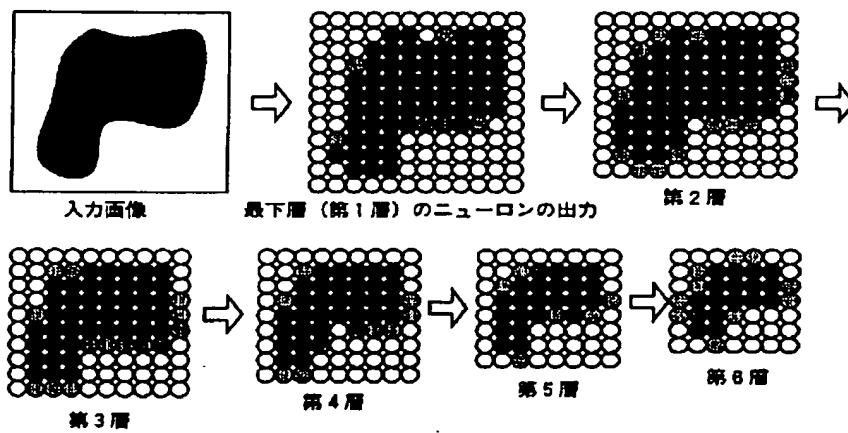
【図10】



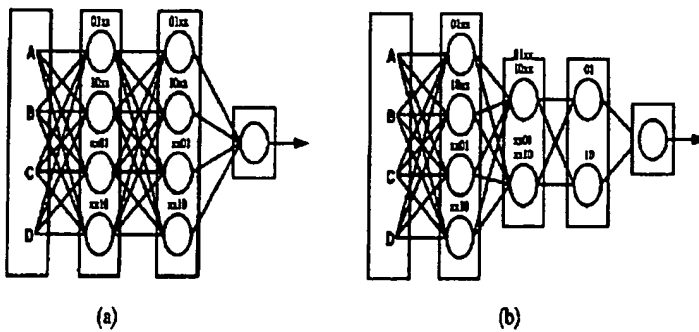
【図17】



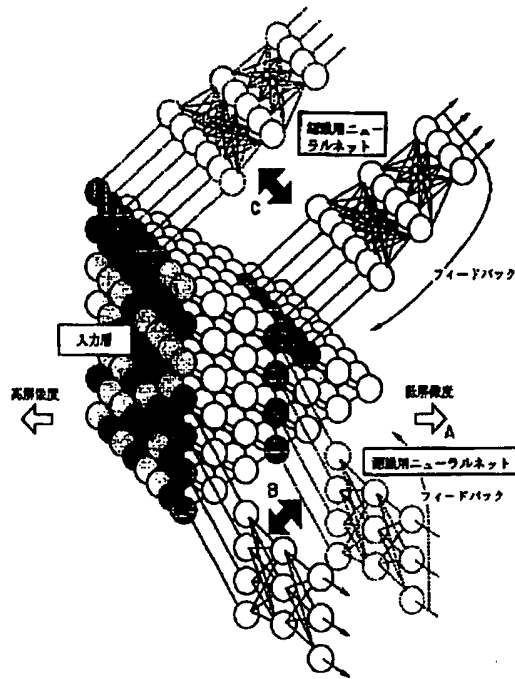
【図11】



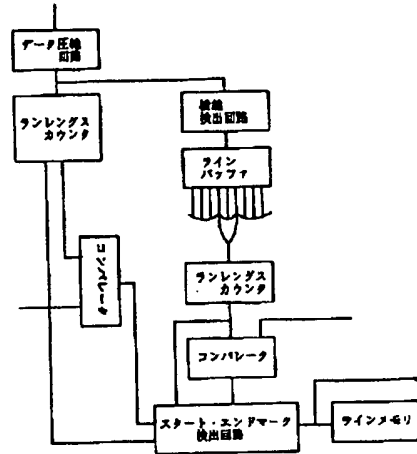
【図20】



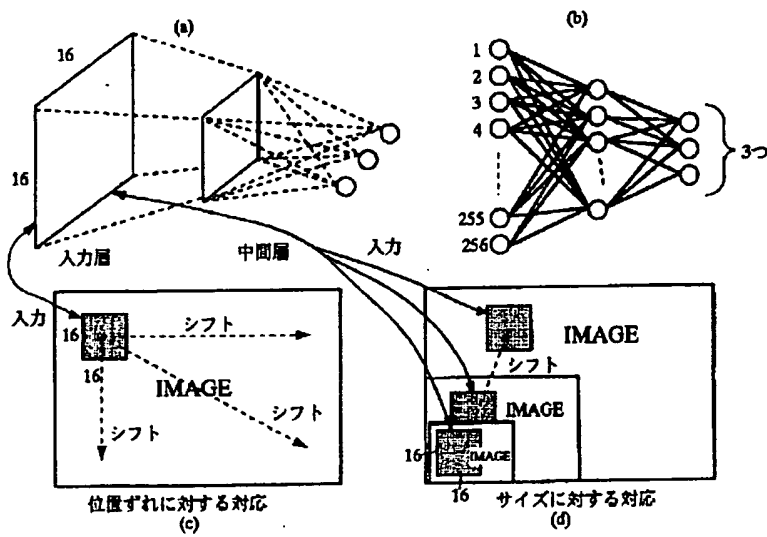
【図12】



【図18】

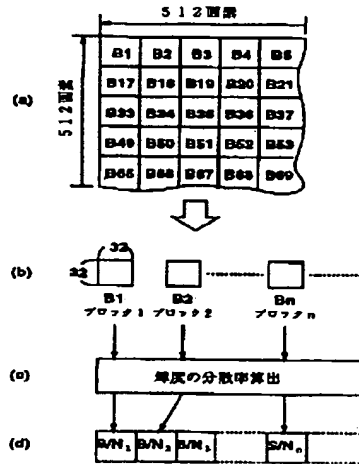


【図13】





【図19】



**THIS PAGE BLANK (USPTO)**

**This Page is Inserted by IFW Indexing and Scanning  
Operations and is not part of the Official Record**

## **BEST AVAILABLE IMAGES**

Defective images within this document are accurate representations of the original documents submitted by the applicant.

Defects in the images include but are not limited to the items checked:

- ☒ **BLACK BORDERS**
- ☐ **IMAGE CUT OFF AT TOP, BOTTOM OR SIDES**
- ☐ **FADED TEXT OR DRAWING**
- ☒ **BLURRED OR ILLEGIBLE TEXT OR DRAWING**
- ☐ **SKEWED/SLANTED IMAGES**
- ☒ **COLOR OR BLACK AND WHITE PHOTOGRAPHS**
- ☐ **GRAY SCALE DOCUMENTS**
- ☐ **LINES OR MARKS ON ORIGINAL DOCUMENT**
- ☐ **REFERENCE(S) OR EXHIBIT(S) SUBMITTED ARE POOR QUALITY**
- ☐ **OTHER: \_\_\_\_\_**

**IMAGES ARE BEST AVAILABLE COPY.**

**As rescanning these documents will not correct the image problems checked, please do not report these problems to the IFW Image Problem Mailbox.**

**THIS PAGE BLANK (USPTO)**